

ВЫДЕЛЕНИЕ СИГНАЛОВ ОТ ТЕПЛОВЫХ НЕЙТРОНОВ В ЭЛЕКТРОННО-НЕЙТРОННЫХ ДЕТЕКТОРАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЭКСПЕРИМЕНТЕ ENDA

К. О. Куринов^{a*}, Д. А. Кулешов^a, А. А. Лагуткина^b, Ю. В. Стенькин^{a,b},
О. Б. Щеголев^{a,b}

^a Институт ядерных исследований Российской академии наук
117312, Москва, Россия

^b Московский физико-технический институт
141701, Долгопрудный, Московская обл., Россия

Поступила в редакцию 28 октября 2022 г.,
после переработки 28 ноября 2022 г.
Принята к публикации 30 ноября 2022 г.

В рамках проекта LHAASO (Large High Altitude Air Shower Observatory) в Китае создается установка ENDA (Electron Neutron Detector Array). Концепция установки состоит в одновременной регистрации электромагнитной и адронной компонент широких атмосферных ливней (ШАЛ) с помощью эн-детекторов. Для оценки количества адронов в ШАЛ детекторы установки регистрируют вторичные тепловые нейтроны, задержанные относительно фронта ливня. При этом часть задержанных импульсов создается одновременным прохождением нескольких заряженных частиц через сцинтиллятор (сигнал от одной частицы лежит ниже порога регистрации), а также шумами фотоумножителя. В работе предлагается метод выделения нейтронных импульсов для эн-детекторов с применением сверточных нейронных сетей и проводится сравнение с базисным методом, применяемым в настоящее время на установке.

DOI: 10.31857/S0044451023040090
EDN: LVJONJ

1. ВВЕДЕНИЕ

Проект ENDA (Electron Neutron Detector Array) основан на использовании измерений адронной и электронной компоненты для оценки энергии первичной частицы и атомного номера [1–3]. Прототипы установки ENDA были созданы на территории ИЯИ РАН в Москве (ENDA-INR) и в Китае в городе Янгбаджинг (ENDA-YBJ) на высоте 4300 м над уровнем моря, они состоят из 16 электронно-нейтронных детекторов (эн-детекторов) для изучения широких атмосферных ливней (ШАЛ) с энергиями выше 1 ПэВ. В установках регистрируются сигналы от заряженных частиц и тепловых нейтронов, которые генерируются высокоэнергетическими адронами ливня при их взаимодействии с грунтом.

Информация о числе адронов на уровне наблюдения позволяет улучшить восстановление энергии и массы первичной частицы [4,5]. Количество адронов ливня пропорционально количеству тепловых нейтронов и может быть использовано для его оценки [6]. Для регистрации электронно-фотонной и адронной компонент ливня в установке используются эн-детекторы (разработанные в ИЯИ РАН) на основе неорганического сцинтилляционного компаунда $ZnS(Ag) + B_2O_3$ с небогащенным бором.

Выделение импульсов от нейтронов основано на различии форм импульсов, получаемых при захвате в данном сцинтилляторе тепловых нейтронов, легких релятивистских заряженных частиц и шумов. Существуют различные способы идентификации нейтронных импульсов, включающие использование аналитических методов [7–9], а также методов машинного обучения, таких как метод опорных векторов [10], использование полносвязных нейронных сетей и метод k-средних [11], а также применение сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural

* E-mail: kurinov.ko@gmail.com

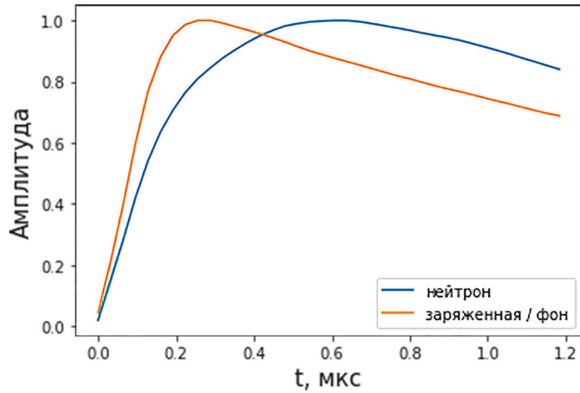


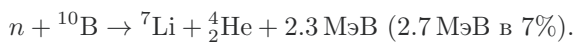
Рис. 1. Фронт импульса заряженной и нейтронной компоненты

Networks, CNN) [12]. В статье [12] приведено сравнение, в котором алгоритм разделения сигналов от заряженной и нейтронной компонент для сцинтиллятора на основе ${}^6\text{LiF} : \text{ZnS}(\text{Ag})$ с примесью поливинилтолуола показал лучшее качество по сравнению с другими аналитическими методами разделения сигналов.

В работе предлагается метод выделения нейтронных импульсов для эн-детекторов с применением сверточных нейронных сетей и проводится сравнение с базисным методом, применяемым в настоящее время на установке.

2. МЕТОДИКА РЕГИСТРАЦИИ

Тепловые нейтроны регистрируются с помощью следующей реакции:



Легкие релятивистские частицы (β , γ , μ) возбуждают в основном быструю компоненту (~ 40 нс) сцинтиллятора $\text{ZnS}(\text{Ag})$, в то время как тяжелые частицы (α , ${}^7\text{Li}$) возбуждают также и медленные компоненты сцинтиллятора (несколько микросекунд и более). Сигналы с последнего диода ФЭУ поступают на дискриминатор–интегратор–усилитель (ДИУ), где интегрируются в течение 1 мкс. ДИУ расположен непосредственно в детекторе. После усиления сигнал поступает по кабелю на вход АЦП.

Для заряженной компоненты фронт интегрированного импульса круто возрастающий, но из-за того, что исходный импульс не является прямоугольным, а имеет экспоненциальный хвост, время возрастания фронта равно не ~ 40 нс, а ~ 200 нс. Для

нейтронной компоненты из-за увеличенного времени собирания заряда увеличивается и фронт возрастания интегрированного импульса. На рис. 1 представлены нормированные усредненные фронты импульса для заряженной и нейтронной компонент.

Отметим, что в наших работах по изучению вариаций фонового потока тепловых нейтронов используется время интегрирования равное 5–10 мкс [13, 14].

Совпадетельные импульсы от фронта ливня регистрируются детекторами в течение первой микросекунды, нейтроны же около 1 мс живут в грунте и более 30 мс в воздухе и им необходимо время для замедления в грунте (~ 500 мкс). Чтобы избежать просчетов, связанных с прохождением мощных ШАЛ, вызывающих насыщение электроники, и вследствие этого с мертвым временем, вводится задержка начала счета нейтронов и они регистрируются во временном интервале от 100 мкс до 5 мс после фронта ливня.

Осциллограмма события состоит из 164500 точек, где шаг оцифровки составляет 32 нс. Первый импульс соответствует энерговыделению от прохождения фронта ШАЛ, далее следуют импульсы от задержанных нейтронов. На рис. 2 показана осциллограмма зарегистрированного события ШАЛ со всех сработавших детекторов (отмечены разным цветом) с установки ENDA-INR.

3. БАЗИСНЫЙ МЕТОД

Метод интегрирования заряда [9] основан на оценке отношения заряда, собранного от "быстрой" компоненты сцинтиллятора, к заряду, собранному за время достижения максимальной амплитуды интегрированного сигнала. Для нейтронных импульсов это отношение всегда меньше 1, для легких релятивистских заряженных частиц и фона отношение близко или равно 1. Для получения хорошего качества классификации сигналов по форме импульса данным методом необходимо время интегрирования порядка 10 мкс. Ради улучшения временного разрешения, необходимого для счета нейтронных импульсов, сопровождающих ливень, в установке используется компромиссное время интегрирования, равное всего лишь 1 мкс. Однако в этом случае алгоритм разделения на основе интегрирования заряда дает низкое качество классификации.

На данный момент в установке применяется алгоритм [2], который в дальнейшем мы будем называть базисным, согласно которому на основе анали-

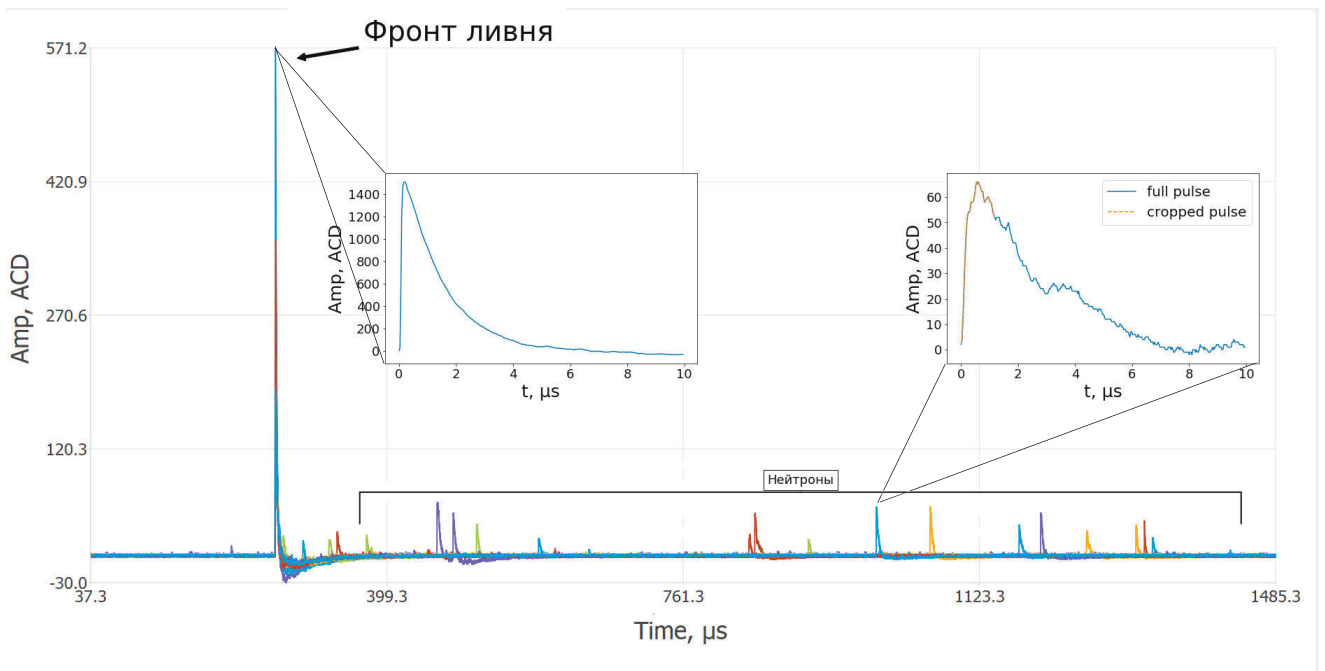


Рис. 2. Осциллограмма события ШАЛ

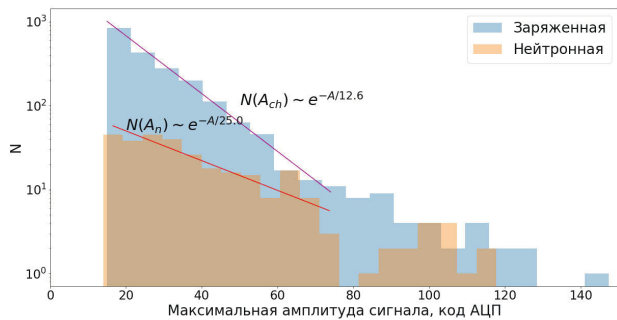


Рис. 3. Распределение по максимальной амплитуде сигнала

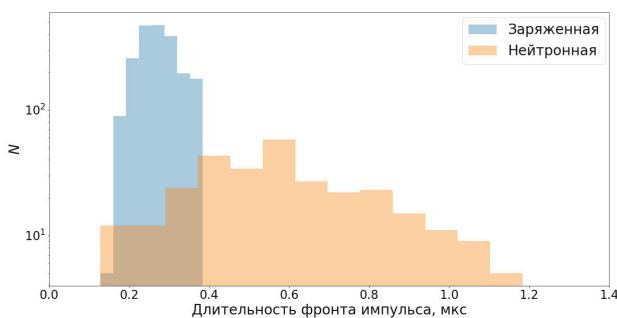


Рис. 4. Распределение по длительности фронта импульса

за распределения по фронту возрастания интегрированного импульса выбирается пороговое значение

и все сигналы, чей фронт возрастания импульса лежит слева от этого значения, считаются сигналами от заряженной компоненты и фоном, а справа — сигналами от нейтронной компоненты.

4. СОЗДАНИЕ ОБУЧАЮЩЕЙ И ВАЛИДАЦИОННОЙ ВЫБОРОК

Для обучения сверточной нейронной сети была сформирована обучающая выборка на основе импульсов, полученных из набора осциллограмм, записанных в течение 11 месяцев работы установки ENDA-INR. Для формирования выборки по заряженной компоненте были взяты осциллограммы с установки, работающей в режиме единичных совпадений. В данном режиме импульсы являются одинокими и являются сигналами как от заряженной компоненты, так и от нейтронной. Чтобы оставить импульсы только от заряженной компоненты, импульсы, классифицированные базисным методом как нейтронные, были удалены из выборки.

Выборка по нейтронной компоненте формировалась из запаздывающих импульсов больших событий ШАЛ. Под большими событиями подразумеваются события, в которых число зарегистрированных нейтронов лежит выше пуассоновского фона (верхнее распределение на рис. 5). Также был установлен

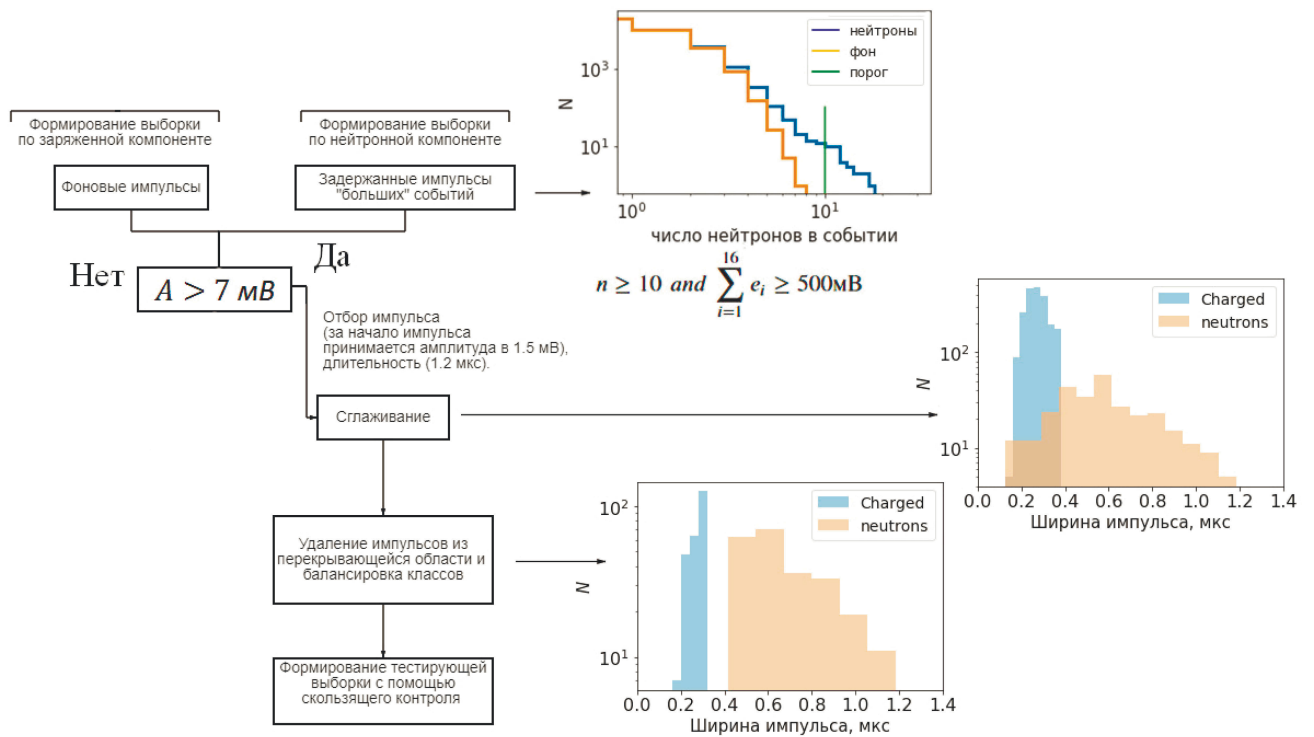


Рис. 5. Алгоритм формирования обучающей выборки

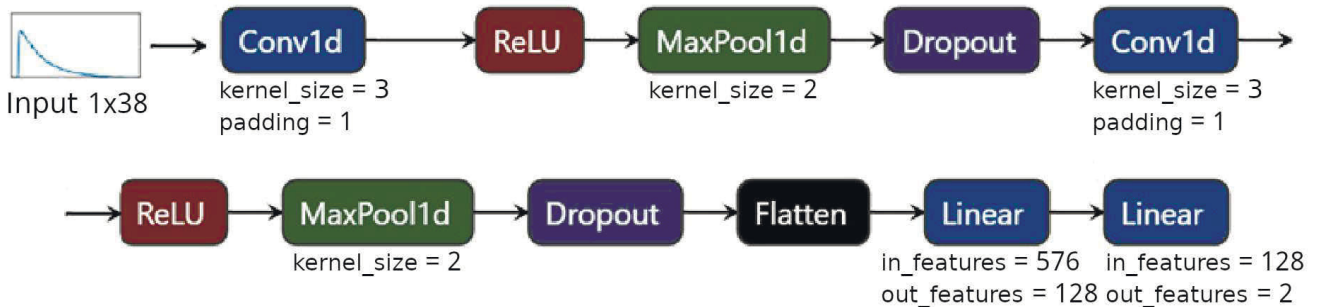


Рис. 6. Архитектура нейронной сети

порог на суммарное энерговыделение в детекторах в 500 мВ. В таких событиях доля заряженной компоненты подавлена относительно нейтронной компоненты и можно все запаздывающие импульсы считать нейтронными.

Количество задержанных импульсов на ливень в диапазоне от 100 мкс до 5 мс после фронта ШАЛ распределено по закону Пуассона с математическим ожиданием равным 0.4. Это контролируется с помощью случайного программного триггера. Среднее значение количества нейтронных импульсов по полученной выборке равно 18.8 и из-за того, что вклад в задержанные импульсы вносят и фоновые нейтроны, и заряженная компонента, можно утверждать, что заряженная компонента в больших событиях по-

давлена относительно нейтронной более чем в 47 раз.

Импульсы отбирались из условия превышения амплитуды импульса порога в 7 мВ. Все импульсы из выборки имели длительность в 1.2 мкс или в 38 точек (при шаге дискретизации в 32 нс). За начало импульса был принят порог в 0.5 мВ. После этого все сигналы сглаживались с помощью скользящей регрессии [15]. В результате описанных выше действий было отобрано 2210 импульсов заряженной и 348 импульсов нейтронной компонент. На рис. 3 и 4 представлены распределения по максимальной амплитуде и длительности фронта импульса для обеих компонент, где под длительностью фронта понимается интервал времени между началом импульса и

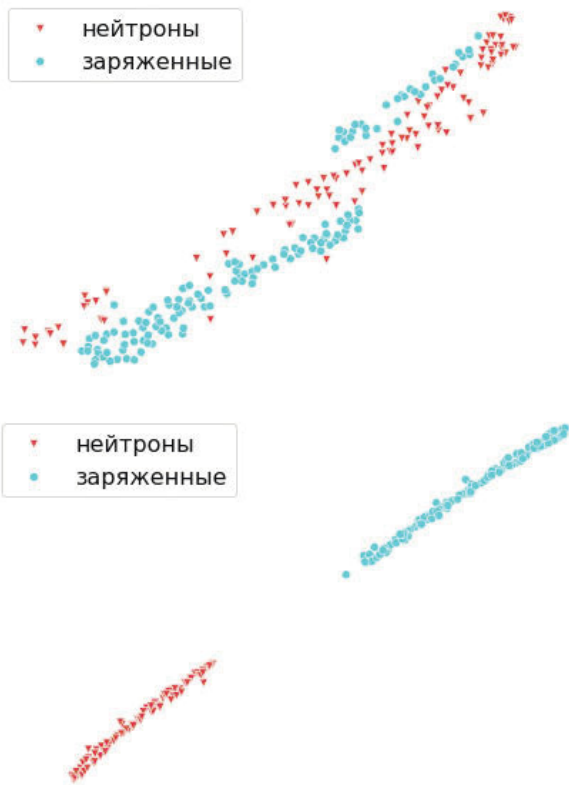


Рис. 7. t-SNE представление эмбедингов. Верхняя панель — исходные данные, нижняя панель — после обучения

его максимумом.

После построения распределения по времени возрастания фронта импульса, для использования аппроксимирующих свойств нейронной сети из выборки были удалены все импульсы, чьи времена возрастания фронта находились в пересекающейся области. Затем выборки для каждого класса были сбалансированы. Конечное распределение по длительности фронта импульса для обоих классов представлено на самом нижнем распределении на рис. 5. По полученной выборке были построены фронты импульсов обеих компонент. Максимальная амплитуда усредненного фронта импульса нейтронной компоненты оказалась в 1.4 раза больше, чем заряженной компоненты.

Эффективность модели оценивалась с помощью k-fold кросс-валидации [16], где вся выборка разбивалась на 3 равные подвыборки и точность модели оценивалась по среднему значению на всех подвыборках. Вместе с этим, была создана тестирующая выборка, которая была сформирована на основе осциллограмм событий ШАЛ с большим числом нейтронов для установки ENDA-YBJ, расположенной на плато Янгбаджинг на высоте 4300 м

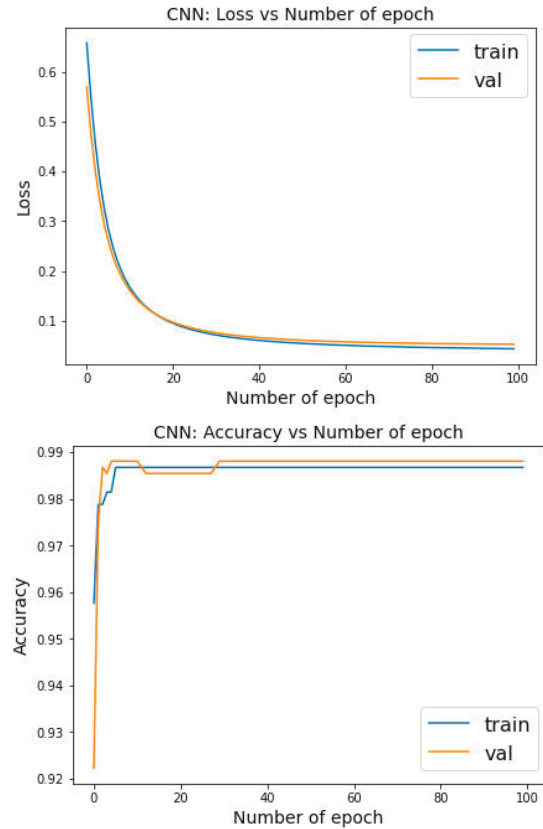


Рис. 8. Графики обучения нейронной сети. Верхняя панель — зависимости потерь от эпохи, нижняя панель — зависимости доли верных ответов от эпохи

над уровнем моря. По сравнению с импульсами, полученными на установке ENDA-INR, большинство импульсов, полученных на ENDA-YBJ, имеют длительность фронта импульса, находящуюся в области перекрытия двух компонент. Именно в этой области и возникает основная проблема классификации импульсов. Из-за различных шагов оцифровки в установке ENDA-INR (32 нс) и ENDA-YBJ (20 нс) импульсы из ENDA-YBJ были линейно интерполированы на шаг в 32 нс.

5. АРХИТЕКТУРА НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Для создания нейросети использовался фреймворк PyTorch [17], архитектура сети представлена на рис. 6.

В работе применялась нейронная сеть, состоящая из двух частей. Первая часть представляет из себя сверточную сеть, входом которой является вектор размерности $(N, 38)$, где N — размер батча, а выходом вектор (эмбединг) размерности $(N, 128)$. Этот слой обучался с помощью функции потерь Sub-center ArcFace [18]. Функция потерь имеет следующий вид:



Рис. 9. Матрица ошибок. Верхняя панель — базисный метод, нижняя панель — CNN

$$\ell_{ArcFace_{subcenter}} = -\log \frac{e^{\cos(\theta_{i,y_i}+m)}}{e^{\cos(\theta_{i,y_i}+m)} + \sum_{j=1, j \neq y_i}^N e^{\cos(\theta_{i,j})}}, \quad (1)$$

где $\theta_{i,j} = \arccos(\max_k(W_{jk}^T x_i))$, $k \in \{1, \dots, K\}$ — косинусное расстояние между элементом выборки и одним из центров класса.

Отличительная идея данной функции потерь состоит в введении гиперпараметра m , отвечающего за некоторую пустую область (decision margin) между элементами разных классов в гиперпространстве размерности, соответствующей размеру эмбединга. Благодаря этому, элементы, лежащие на границе классов и в пересекающихся областях, классифицируются точнее, чем при использовании стандартной перекрестной энтропии.

На рис. 7 представлена визуализация эмбедингов с помощью метода t-SNE [19]. На верхней панели изображено представление выборки входных данных, на нижней — результат после обучения.

Вторая часть являлась логистической регрессией, которая переводила эмбединг в конечный вектор из двух значений, которые соответствовали ве-

роятностям принадлежности к каждому из классов (заряженной компоненте или нейтронной).

Модель обучалась в течение 100 эпох при размере батча в 32 элемента. В качестве оптимизатора использовался Adam [20] с коэффициентом скорости обучения $lr = 10^{-3}$ и весовым коэффициентом L2 регуляризации равным 10^{-5} . На рис. 8 представлены графики потерь и точности в зависимости от эпохи обучения.

6. РЕЗУЛЬТАТЫ СРАВНЕНИЯ

Эффективность методов разделения определялась путем оценки основных метрик классификации на основе матрицы ошибок, таких как precision, recall и F1 мера на тестирующей выборке. На рис. 9 представлены матрицы ошибок для метода, используемого в настоящее время в установке, и метода, основанного на машинном обучении.

Значения, расположенные в левом нижнем и правом верхнем углах матрицы, показывают процент неверно классифицированных импульсов. В таблице представлены значения основных метрик для сравнения для тестирующей выборки.

Таблица. Сравнение результатов

Метрика	Базисный метод	CNN
Precision	79%	97%
Recall	69%	96%
F1	58%	96%

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Был разработан метод выделения сигналов от тепловых нейтронов с использованием сверточных нейронных сетей в эн-детекторах. Алгоритм показал лучшее качество классификации на тестирующей выборке по сравнению с базисным методом, который применяется на данное время в установке. В дальнейшем разработанный метод будет применен в эксперименте ENDA.

ЛИТЕРАТУРА

1. Yu. V. Stenkin, Nucl. Phys. B Proc. Suppl. **196**, 293 (2009).
2. O. B. Shchegolev, V. V. Alekseenko, D. A. Kuleshov et al., J. Phys. Conf. Ser. **1690** (2020).
3. Yu. V. Stenkin, V. V. Alekseenko, Danzengluobu et al., Bull. Russ. Acad. Sci. Phys. **85**, 405 (2021).
4. О. Б. Щеголев, В. В. Алексеенко, Ю. В. Стенькин и др., Изв. РАН, сер. физ. **83**, 691 (2019).
5. Ю. В. Стенькин, О. Б. Щеголев, Изв. РАН, сер. физ. **81**, 541 (2017).
6. Yu. V. Stenkin, V. V. Alekseenko, D. M. Gromushkin et al., Chinese Phys. C **37**, 015001 (2013).
7. G. Ranucci, Nucl. Instr. Meth. A **354**, 389 (1995).
8. F. Pino, L. Stevanato, D. Cester et al., J. Instrument. **10**, T08005 (2015).
9. J. K. Polack, M. Flaska, A. Enqvist et al., Nucl. Instr. Meth. A **795**, 253 (2015).
10. E. Doucet, T. Brown, P. Chowdhury et al., Nucl. Instr. Meth. A **954**, 161201 (2020).
11. T. S. Sanderson, C. D. Scott, M. Flaska et al., IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference Record (NSS/MIC), 199 (2012).
12. J. Griffiths, S. Kleinegesse, D. Saunders et al., Machine Learning: Science and Technology **1**, 045022 (2020).
13. Д. М. Громущкин, А. А. Петрухин, Ю. В. Стенькин и др., Изв. РАН, сер. физ. **73**, 425 (2009).
14. Ю. В. Стенькин, В. В. Алексеенко, А. С. Багрова и др., Изв. РАН, сер. физ. **81**, 179 (2017).
15. W. S. Cleveland, American Statistician **35**, 54 (1981).
16. P. Refaeilzadeh, L. Tang, and H. Liu, *Encyclopedia of Database Systems* **5**, 532 (2009).
17. A. Paszke, S. Gross, F. Massa et al., Advances in Neural Information Processing Systems **32**, 8026 (2019).
18. J. Deng, J. Guo, T. Liu et al., arXiv: 1801.07698.
19. L. Van der Maaten and G. Hinton, J. Machine Learning Res. **9**, 2579 (2008).
20. D. P. Kingma and J. Ba, arXiv:1412.6980.